

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2518358

# 基于轻量网络的多参数补偿气体检测仪<sup>\*</sup>

张一脉<sup>1</sup> 葛双超<sup>1</sup> 黄文韬<sup>2</sup> 魏海博<sup>2</sup> 冯凯强<sup>1</sup>

(1. 中北大学仪器与电子学院 太原 030051; 2. 太原卫星发射中心 忻州 036301)

**摘要:** 针对气体检测领域高量氧与微量氧测量存在的复杂工况适应性差、非线性误差补偿精度不足及仪器智能化水平低等问题,本文设计了一款基于轻量型 MAPSO-BP 网络进行误差补偿的气体检测仪,该系统构建多传感器嵌入式平台,实现温度、压力、流量与浓度等多参数同步采集与融合补偿;采用微控制器实时运行 MAPSO-BP 网络进行非线性误差修正;基于 Qt 开发的嵌入式人机交互系统,支持网络通信、数据存储、实时报警及云端数据同步功能,增强仪器智能化水平。将本文所设计的系统样机进行系统稳定性测试、抗干扰能力测试和与现有误差补偿模型对比实验,结果表明本文所提出的误差补偿方法以及设计的系统样机相比当前主流的误差补偿方法,高量氧和微量氧测量的绝对误差均值分别降低 20% 和 25%;有效解决了传感器在复杂工况下测量精度低的问题,为气体传感器精密化与低成本化提供了可行方案。

**关键词:** 气体检测;多参数测量;MAPSO-BP;误差补偿

**中图分类号:** TN06 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.4030

## Multi-parameter compensated gas detector based on lightweight network

Zhang Yimai<sup>1</sup> Ge Shuangchao<sup>1</sup> Huang Wentao<sup>2</sup> Wei Haibo<sup>2</sup> Feng Kaiqiang<sup>1</sup>

(1. School of Instrumentation and Electronics, North University of China, Taiyuan 030051, China;

2. Taiyuan Satellite Launch Center, Xinzhou 036301, China)

**Abstract:** In view of the problems such as poor adaptability to complex working conditions, insufficient nonlinear error compensation accuracy and low level of instrument intelligence in high oxygen and trace oxygen measurement in the field of gas detection, this paper designs a gas detection of BP neural network (MAPSO-BP) optimized by lightweight modified adaptive particle swarm algorithm. Instrument, the system builds a multi-sensor embedded platform to realize synchronous acquisition and fusion compensation of multi-parameters including temperature, pressure, flow and concentration, uses a microcontroller unit to run MAPSO-BP network in real time for nonlinear error correction, and develops an embedded human-computer interaction system based on Qt, supporting network communication, data storage, real-time alarm and cloud data synchronization functions enhance the intelligence level of the instrument. The system prototype designed in this paper is tested for system stability, anti-interference ability test and comparative experiments with the existing error compensation model. The results show that the error compensation method proposed in this paper and the designed system prototype are compared with the current mainstream error compensation method. The absolute error average of high oxygen and micro-oxygen measurements are respectively reduce by 20% and 25%; effectively solve the problem of low measurement accuracy of sensors under complex working conditions, and provide a feasible solution for the precision and low cost of gas sensors.

**Keywords:** gas detection; multi-parameter measurement; MAPSO-BP; error compensation

## 0 引言

气体浓度的精确测量在航空航天领域至关重要,尤其是在氧气测量方面,微小的氧气浓度变化都可能会影响整个系

统的稳定性和可靠性<sup>[1]</sup>。通过在火箭发射场高空模拟试验台上开展航天器材料的地面模拟实验,监测和调节模拟地球轨道环境中的微量氧浓度,以评估其对航天器热防护材料和结构材料的影响。此外,在空间发动机试验台进行的火箭

收稿日期:2025-03-17

\* 基金项目:自然科学研究面上项目(202303021221114)、山西省基础研究基金(202103021224186)项目资助

发动机测试中,通过监测和调节高量氧浓度,研究燃烧效率和推力性能,以寻求高效稳定的氧浓度区间<sup>[2]</sup>。针对上述需求,实现对 $0\sim 50\,000\times 10^{-6}$ 和 $95\%\sim 99.999\%$ 氧浓度范围精确测量,当前高浓度氧和微量氧传感器的测量精度理论上可以达到要求,然而,在实际应用中传感器对复杂工况的适应性差,易受到气体自身温度、压力和流量影响,使传感器的测量精度无法达到应用需求。此外,当前国产气体检测仪器功能单一,应用面窄,不支持数据存储和数据传输,普遍缺少智能化设计<sup>[3]</sup>。基于上述情况,本文设计了一款针对航天工业现场测试和仿真需求的智能便携式气体检测设备,围绕基于改进型自适应粒子群算法优化的反向传播网络(modified adaptive particle swarm optimization algorithm for back propagation network, MAPSO-BP)实现测量误差的非线性修正,实现了气体浓度的高精度测量。

本文围绕利用多传感器的多参数测量,基于微控制器上运行的轻量神经网络来提高气体浓度测量的精度,通过嵌入式软件实现仪器智能化。首先,介绍了传感器硬件互连平台的搭建。其次,介绍了 MAPSO-BP 网络的模型搭建和训练流程。基于跨平台 Qt 框架构建人机交互系统,实现系统的网络通信、数据存储、实时报警和云数据平台等功能。最后通过系统稳定性测试、抗干扰能力测试和与现有误差补偿模型对比实验,证明了基于 MAPSO-BP 网络的多参数补偿模型的气体检测系统具有较高的稳定性、抗干扰能力和测量精度。

## 1 系统原理与方案设计

在气体仪的硬件设计中,基于多传感器进行的温度、压

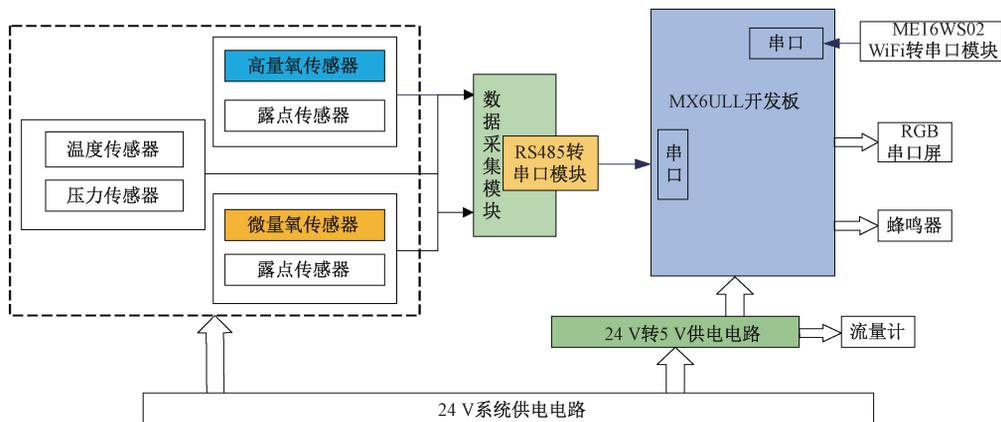


图2 系统硬件整体设计

Fig. 2 Overall hardware design of the system

70℃的宽泛温度区间保持性能稳定,能够适应低温和高温等不同的环境条件。针对上述需要,选择了以氧化锆为电解质材料的电化学传感器。选用 OC-86LP 和 O2S-FR-T2 型号的氧化锆氧传感器测量微量氧和高量氧浓度。

为了在微控制器上调用轻量神经网络,微控制器选用型号为 MX6ULL 单片机。该控制器能提供良好的性能保障,并

力、流量等多参数测量,通过基于轻量型 MAPSO-BP 网络作为数据融合方法,对多传感器采集数据进行融合处理,得到更接近真实情况的气体浓度值。通过基于 Qt 平台开发的嵌入式软件<sup>[4]</sup>,实现了网络通信、数据存储和实时报警和云数据平台等功能。系统样机设计如图 1 所示。



图1 气体检测系统样机

Fig. 1 Mockup of gas detection system

## 2 硬件设计

系统硬件设计主要包括:传感器与微控制器的选型、传感器网络拓扑结构设计、信号采集模块设计和电压转换模块设计等,系统硬件整体设计如图 2 所示。

### 2.1 传感器与微控制器选型

鉴于现场测试过程中环境温度对气体温度的印象的影响,为了提高系统的稳定性,要求传感器能够在 $-40\text{℃}\sim$

支持 WiFi、蓝牙和 4G 等多种无线通讯方式,便于将处理后的数据传输至其他设备或云端,价格合理且支持低功耗。

### 2.2 传感器网络拓扑结构设计

由于氧化锆传感器需要工作在高温环境下才能正常运行。因此,在气路的设计中,调整了温度传感器、露点传感器和压力传感器的位置,在一定程度上保证了经过传感



输入气体流量发生变化时,造成气体的温度和压力改变,从而造成局部压力升高,产生压力梯度,改变局部温度分布,基于气体流量、温度和压力对氧化锆传感器输出电动势的相关理论模型进行建模<sup>[9]</sup>,难以描述温度、压力、流量耦合作用下的复杂非线性误差,并且理论修正模型存在依赖固定参数,难以适应不同环境(如低温、高流量)下的测量需求和基于多变量补偿的校准复杂度高等问题。

BP神经网络通过反向传播算法调整网络权重,拟合温度、压力、流量与测量误差的非线性关系,解决传统理论模型对多变量耦合处理不足的问题,可以实现气体流量、温度和压力多变量耦合关系的全局优化,从而实现进行多变量联合补偿。

BP神经网络通过隐含层节点可有效逼近非线性函数,结合粒子群优化(particle swarm optimization, PSO)算法可进一步提升模型泛化能力<sup>[10]</sup>。PSO算法通过全局搜索优化网络参数,为了避免传统PSO算法陷入局部最优、传感器因环境突变(如温度骤降、流量波动)导致的瞬时误差等问题,实现基于实时工况动态调整参数、并进一步提高网络性能和收敛速度。基于传感器运行机制对PSO算法进一步优化,提出了改进型自适应粒子群优化(modified adaptive particle swarm optimization, MAPSO)算法。基于传感器工作特性,传感器启动时,环境复杂度高,增大惯性权重 $\omega$ 、增大全局学习因子 $\phi_p$ 和个体学习因子 $\phi_g$ 以增强全局探索;当传感器趋于稳定时,降低 $\omega$ 和 $\phi_p$ 、增大 $\phi_g$ 以加速收敛。

因此,选择MAPSO-BP构建气体检测的多参数补偿模型,可以实现全局优化算法融合与非线性建模,显著提升氧化锆传感器在复杂工况下的测量精度<sup>[11]</sup>。

### 3.3 MASPO算法设计

MAPSO在进行速度和位置更新的过程中,会基于粒子的适应度值动态调整粒子的惯性权重、学习因子等参数,在位置更新过程中,引入了压缩因子,限制了粒子的波动范围,提高了搜索过程的稳定性。速度和位置的更新公式如式(6)、(7)所示。

$$v_{i,j}^{t+1} = \omega v_{i,j}^t + \phi_p u_{p,j}^t (x_{p,j}^t - x_{i,j}^t) + \phi_g u_{g,j}^t (x_{g,j}^t - x_{i,j}^t) \quad (6)$$

$$x_{i,j}^{t+1} = x_{i,j}^t + v_{i,j}^{t+1} + \alpha x_i^{t-1} \quad (7)$$

式中: $v_{i,j}^t$ 为第*i*个粒子在第*t*代的第*j*个维度上的速度, $x_{i,j}^t$ 为第*i*个粒子在第*t*代的第*j*个维度上的位置, $u_{p,j}^t$ 和 $u_{g,j}^t$ 为两个随机数, $\phi_p$ 和 $\phi_g$ 为学习因子, $\alpha$ 为压缩因子, $x_{p,j}^t$ 和 $x_{g,j}^t$ 分别表示第*i*个粒子在*t*代的最优解和全局最优解的第*j*个维度上的位置。

MAPSO的惯性权重 $\omega t$ 基于传感器的运行机理,随着迭代次数增加而逐渐减小,更新公式如式(8)所示。

$$\omega^{t+1} = \omega_{\max} - \frac{(\omega_{\max} - \omega_{\min}) \times t}{T_{\max}} \quad (8)$$

式中: $\omega_{\max}$ 和 $\omega_{\min}$ 为惯性权重的上下限, $\omega^{t+1}$ 为下一代粒

子的惯性权重; $T_{\max}$ 为最大迭代次数, $t$ 是当前迭代次数;

学习因子 $\phi_p$ 和 $\phi_g$ 基于传感器的运行机理和粒子的自适应度动态调整,在粒子迭代初期,增大全局学习因子 $\phi_p$ 以强化粒子向全局最优解移动的趋势,扩大搜索范围;在粒子迭代末期,增大个体学习因子 $\phi_g$ 以增强粒子对自身历史最优解的依赖,加速局部收敛<sup>[11]</sup>,更新公式如式(9)、(10)所示。

$$\varphi_p^{t+1} = \varphi_{p0} - \frac{(\varphi_{p\text{now}} - \varphi_{p0}) \times t}{T_{\max}} \times \left(1 - \frac{f_{\text{now}}^t - f_{\text{min}}^t}{f_{\text{max}}^t - f_{\text{min}}^t}\right) \quad (9)$$

$$\varphi_g^{t+1} = \varphi_{g0} - \frac{(\varphi_{g\text{now}} - \varphi_{g0}) \times t}{T_{\max}} \times \frac{f_{\text{now}}^t - f_{\text{min}}^t}{f_{\text{max}}^t - f_{\text{min}}^t} \quad (10)$$

其中, $T_{\max}$ 为最大迭代次数, $t$ 为当前迭代次数, $f_{\text{max}}^t$ 为粒子第*t*代迭代自适应度的最大值, $f_{\text{min}}^t$ 为粒子第*t*代迭代自适应度的最大值, $f_{\text{now}}^t$ 为粒子在第*t*代迭代的自适应度值。

MAPSO引入适应度方差反馈机制<sup>[12]</sup>,计算当前群体适应度的方差 $\sigma^2$ ,并设计阈值触发参数调整,避免频繁波动,更新公式如式(11)所示。

$$\text{fitness}(\varphi p, \varphi g, \omega) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (f_i^* - f_i)^2 \quad (11)$$

式中: $N$ 为当前粒子的总个数; $f_i$ 为第*i*个粒子的适应度值, $f_i^*$ 为所有粒子的适应度值的平均值。

### 3.4 样本数据与预处理

利用减压阀、气体加热器、流量计搭建的测试系统采集样本。通入标准气源后,待数据稳定后读取响应值。对获取的数据进行数据清洗,去除其中的异常值、重复值后,共获取数据共2 000组。

验证集对于超参数调优和训练过程监控具有重要意义<sup>[13]</sup>,每完整遍历一次训练集,立即在验证集上评估模型性能,用于监控训练趋势和调整超参数。因此,将1 400组实验数据作为训练集,400组作为测试集,200组作为测试集。将样本中输入气体条件为20℃、0.1 MPa、1.1 L/min的测量数据设定为目标输出。通过Z-score归一化和标准化将数据转换为以0为均值,1为标准差的标准正态分布,这一过程有效地加快了训练速度,并消除了不同输入之间数值的差异。

### 3.5 基于MAPSO-BP误差补偿模型建立

轻量型气体检测的误差补偿网络模型的构建流程如表1所示。图6为轻量型MAPSO-BP神经网络模型图,其中,X1、X2、X3、X4为输入气体的流量、温度、压力和浓度测量值,Y为输入气体的浓度补偿值。

## 4 嵌入式软件开发

### 4.1 软件架构

基于微控制器上运行的嵌入式软件主要实现将传感器所采集的数据进行采集、数据完整性校验和CRC16校验

表 1 MAPSO-BP 网络构建流程

Table 1 Construction process of MAPSO-BP network

**Input:** 气体流量、温度、气压、传感器测量气体浓度

**Output:** 补偿后气体浓度

```

1: Input_dim=4,Output_dim=1,hidden_dim=4; //BP 网络结构的定义
2: A1=radon(0,1,(Input_dim,hidden_dim));T1=zeros((1,hidden_size));
3: A2=radon(0,1(hidden_dim,Outputn_dim));T2=zeros((1,Output_dim));
4: radon(X)~N(0,1),zeros(X)~{0}; //初始化权值矩阵(A1,A2)、阈值矩阵(T1,T2)
5: n_particles=30;particle_dim=25;options={phi_p0:0.5,phi_g0:0.3,omega:0.9}; //粒子群初始化
6: for i_particle in n_particles; //初始化粒子位子和速度
7: i_particle.position=随机生成25维向量 i_particle.velocity=零向量(25维)
8: i_particle.pbest_fitness=fitness i_particle.pbest_position=i_particle.position
9: gbest_position=x(max(fitness)) gbest_fitness=max(fitness);
10: endfor
11: train(Tmax=100) //迭代训练,最大迭代次数 Tmax
12: for t in 1 to Tmax modify_parameter() //自适应调整 phi_p、phi_g、omega 等
13: for i_particle in n_particle modify_stater() //更新粒子变量 position、velocity、pbest_fitness 等
14: back_propagation(neural_network, train_data, learning_rate, epochs=1); //反向传播微调
15: Validation_set_evaluate(neural_network); //早停机制,验证监控
16: endfor
17: endfor
18: return gbest_position //迭代训练函数返回部署模型的最优参数
    
```

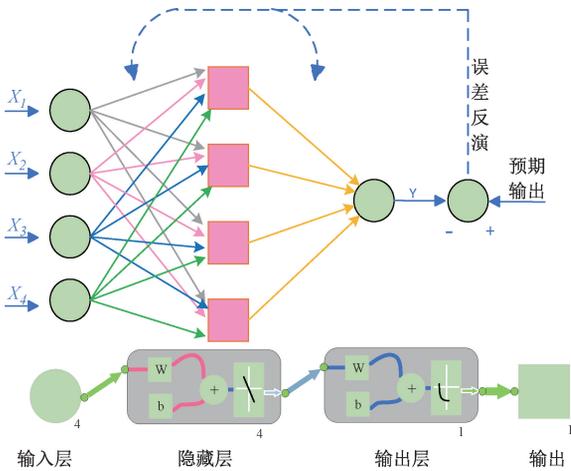


图 6 轻量 MAPSO-BP 网络模型

Fig. 6 Lightweight MAPSO-BP network model

后,将数据存入数据库并实时上传云服务器,随后调用轻量 MAPSO-BP 网络对校验后的数据进行误差补偿后,进行实时显示和数据上传。软件整体架构如图 7 所示。

4.2 功能设计

嵌入式软件在 Qt Creator 开发环境中,采用 C++ 高级编程语言进行可视化界面设计,并最终打包为后缀名为 .exe 的可执行文件。软件界面设计如图 8 所示,可实现功能包括:基于串口数据采集功能;基于 Flash DB 数据库存储、基于 JSON 无线数据传输和实时数据监测功能;基

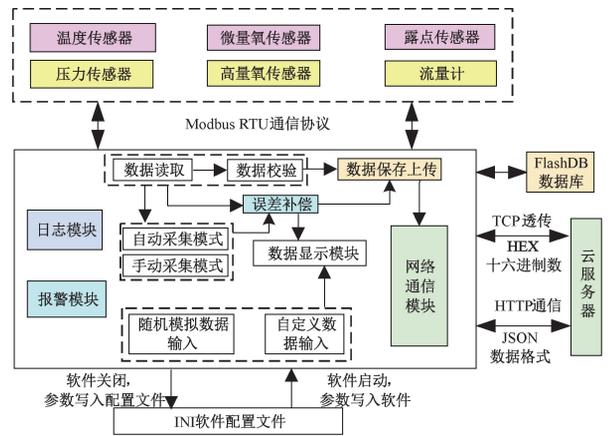


图 7 嵌入式软件功能框图

Fig. 7 Functional block diagram of embedded software

于轻量 MAPSO-BP 网络实时误差补偿;自动定时读取数据和自动载入软件配置。

4.3 串口数据采集

鉴于微量氧和高量氧两个测量通道都涉及到数据处理、数据校验、数据存储及网络通信等内容,为它们设计了相应的硬件数据类,数据部分主要包括通气流量、通气气压、通气温度、露点以及微量氧浓度。函数操作部分主要涵盖读取串口数据、进行数据校验以及生成网络通信所需的数据格式等。

嵌入式软件采用 Modbus RTU 协议进行通信,作为主站



图 8 嵌入式软件操作界面设计

Fig. 8 Interface design of embedded software

向数据采集模块发送报文。该模块在接收报文后执行 CRC16 校验,若校验结果正确,则会返回响应报文,嵌入式软件通过串口接口获取相应的数据。串口工作流程如图 9 所示。

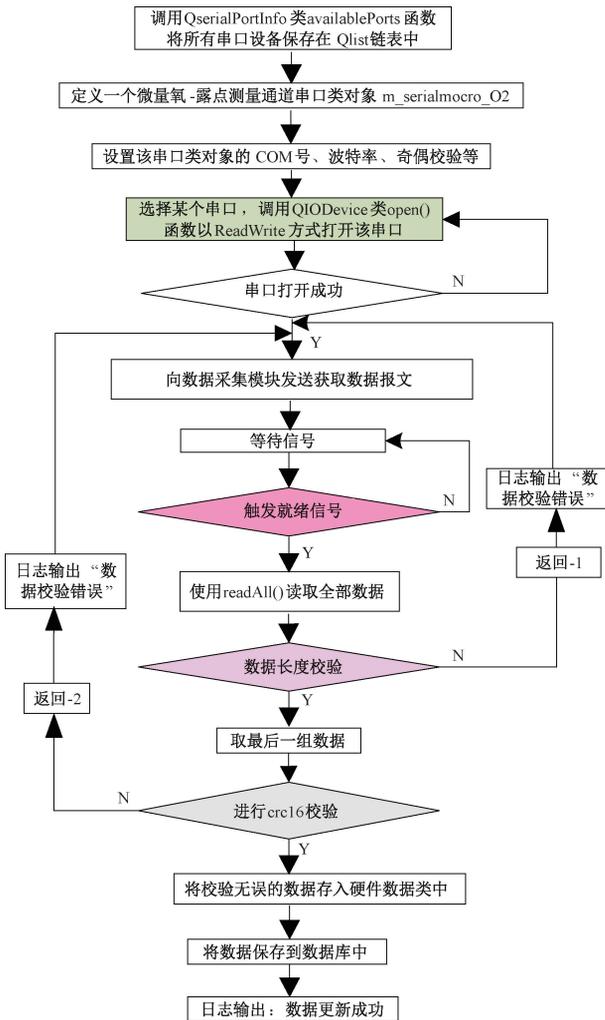


图 9 串口通道工作流程

Fig. 9 Serial port channel workflow

### 4.4 数据处理与误差补偿

基于串口通道的气体温度、压力、流量和浓度的测量值,调用轻量 MAPSO-BP 网络对浓度测量值进行误差补偿,将经过补偿后的数据存入 FlashDB 数据库,并实时显示在嵌入式软件界面。

FlashDB 是一种超轻量型嵌入式数据库,为了标准整体系系统数据的统一性,通过选用键值数据库模式用于存储包括多参数的 JSON 数据。

### 4.5 数据显示界面

通过调用 Qt 第三方 QUC SDK 界面库,保证了显示界面的美观,通过信号与界面更新函数的连接,实现 UI 界面数据的实时更新。

为了避免手动采集的遗漏,设计了定时采集功能,使程序能够以一定的时间间隔自动读取硬件测量结果并进行处理。程序功能内部实现如图 10 所示。“生成模拟数据”按钮提供了在指定范围内生成模拟数据的功能。通过这一功能,用户可以在不连接硬件的情况下检查程序的数据处理流程、测试网络通信状态等,从而提高程序开发的效率。“输入模拟数据”按钮功能,增加了模拟输入窗口,允许用户在指定范围内自定义输入模拟数据。

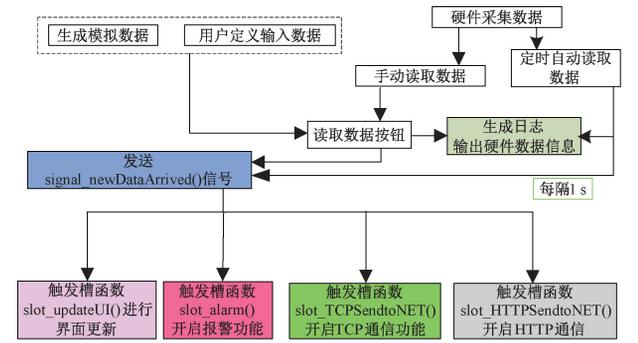


图 10 自动测试实现流程

Fig. 10 Automatic test implementation process

### 4.6 数据传输与网络通信

WiFi 转串口模块 ME16WS02,通过设定 STA 模式,并使用 AT 指令对 WIFI 网络进行配置后,使微控制器连接网络。TCP 通信采用十六进制格式的 IP 数据包,设计函数 slot\_TCPsendtoNET() 实现本地数据转换为十六进制发送至云服务器,通过在服务器中上传 Lua 脚本可以实现数据在服务器端的正确解码和实时更新。

通过设计 slot\_HTTPsendtoNET() 函数,将 JSON 数据结构在 Qt 平台上进行解析和生成,并将本地硬件类中的数据转换为 JSON 数据格式,通过 HTTP 协议传输至云服务器。

## 5 实验结果与分析

### 5.1 测试结果表征

对于微量氧浓度的测量结果用  $\times 10^{-6}$  (即百万分之

一)表示,对于高浓度氧的测量结果用%(即百分之一)表示。对于高浓度氧的测量误差,选择用绝对误差来表征具有更好地直观性。对于微量氧浓度的测量误差,选择用相对误差来表征,能更好地凸显在极低氧浓度下的测量精度。计算公式如式(12)、(13)所示。

$$\delta = \frac{x - x_0}{x_0} \times 100\% \quad (12)$$

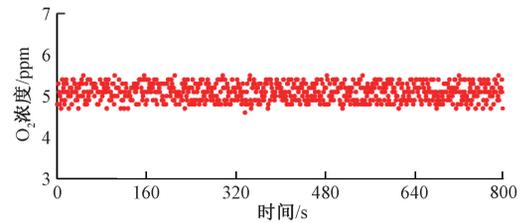
$$\Delta x = x - x_0 \quad (13)$$

式中: $\Delta x$  为绝对误差, $\delta$  为相对误差, $x$  为测量值为, $x_0$  为真实值。

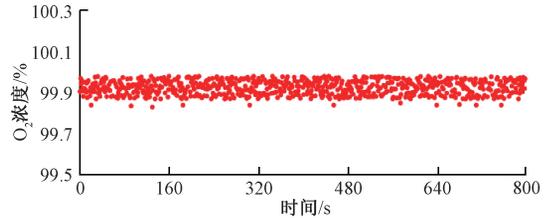
### 5.2 重复性测试

通过 14 min 连续测量特定浓度下的氧气,来评估气体检测气体的测量精度、重复性和稳定性。利用测量系统的自动采集功能,记录了连续 14 min 浓度测量值共 800 组数据。图 11(a)为常温常压下氧气浓度为  $5 \times 10^{-6}$  标准气浓度测量结果,图 11(b)为常温常压下氧气浓度为 99.999% 标准气浓度测量结果。

基于连续 14 min 的  $5 \times 10^{-6} \text{ O}_2$  和 99.999%  $\text{O}_2$  浓度测量值共 1 600 组数据进行误差分析,分别进行采用均值(average,AVG)、误差标准差(standard deviation,SD)、均方根误差(root mean squared error, RMSE)和平均绝对误



(a)  $5 \times 10^{-6}$  氧标准气测量数据  
(a) Measured data of  $5 \times 10^{-6}$  oxygen standard gas



(b) 99.999% 氧标准气测量数据  
(b) Measured data of 99.999% oxygen standard gas

图 11 连续 14 min 氧气标准气重复性测量结果

Fig. 11 Repeatability measurement results of oxygen standard gas for 14 consecutive minutes

差(mean absolute error, MAE)等指标进行定量评估,误差统计如表 2 所示,结果表明,基于 MAPSO-BP 误差补偿模型具有较高的稳定性和测量精度。

表 2 稳定性测试误差统计分析

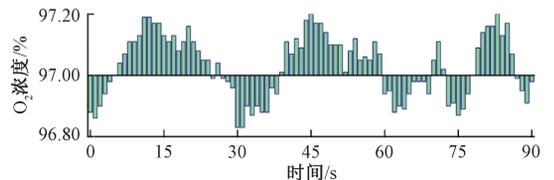
Table 2 Error statistical analysis of stability test

测试项目	标准输入气源	AVG	SD	RMSE	MAE
稳定性测试	$5 \times 10^{-6} \text{ O}_2$ 浓度标准气	$5.1 \times 10^{-6}$	0.203	0.223	0.185
	99.999% $\text{O}_2$ 浓度标准气	99.924%	0.033 7	0.082 2	0.074 9

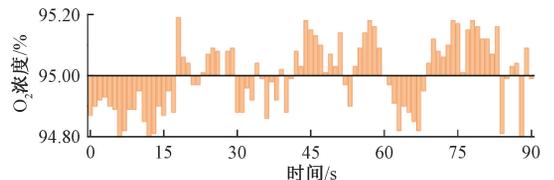
### 5.3 抗干扰能力测试

气体检测系统的抗干扰能力测试流程包括传感器预热、管路内气体清除以及数据读取。传感器预热时间为 4 min,然后以 1 L/min 的流量通气 2 min 以清除管路内的气体。在搭建的测试系统中,通过减压阀和热式气体流量计等设备,将气体温度从  $10^\circ\text{C}$  逐渐升高到  $50^\circ\text{C}$ ,气压从 0.08 MPa 提升至 0.15 MPa,同时气体流量从 0.8 L/min 增加到 1.4 L/min,最终实现 90 s 的数据读取过程。这一系列步骤旨在确保系统在不同环境条件下能够检测气体,从而判断系统抗干扰能力。

图 12(a)为氧浓度 99.999% 标准气通入后系统的测量结果,最大绝对误差为 0.16%。图 12(b)为氧浓度 97% 标准气通入后系统的测量结果,最大绝对误差为 +0.19%。



(b) 97% 氧标准气测量数据  
(b) Measured data of 97% oxygen standard gas



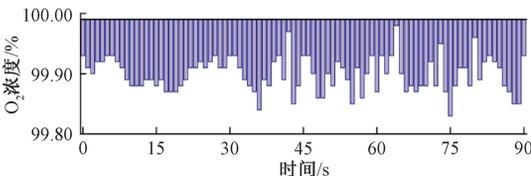
(c) 95% 氧标准气测量数据  
(c) Measured data of 95% oxygen standard gas

图 12 连续 90 s 高氧抗干扰能力测量结果

Fig. 12 Measurement results of the anti-interference ability of continuous high-oxygen for 90 seconds

图 12(c)为氧浓度 95% 标准气通入后系统的测量结果,最大绝对误差为一 0.20%。

图 13(a)为氧浓度  $500 \times 10^{-6}$  标准气通入后系统的测量



(a) 99.999% 氧标准气测量数据  
(a) Measured data of 99.999% oxygen standard gas

结果,最大绝对误差为  $3.8 \times 10^{-6}$ ,最大相对误差为 0.76%。图 13(b)氧浓度  $10\ 000 \times 10^{-6}$  标准气通入后系统的测量结果,最大绝对误差为  $46 \times 10^{-6}$ ,最大相对误差为 0.46%。

为了直观表示基于 MAPSO-BP 误差补偿模型的气体检测系统的抗干扰能力,分别对氧浓度为  $500 \times 10^{-6}$ 、 $10\ 000 \times 10^{-6}$ 、95.000%、97.000%和 99.999%的氧标准气进行连续 90 s 测量的共 450 组数据进行误差分析,采用 AVG、SD、RMSE、MAE 指标进行定量评估。误差统计分析如表 3 所示,实验结果表明:基于 MAPSO-BP 误差补偿模型的气体检测系统在复杂工况下,具有较快的响应速度,能维持较好的测量精度,具有良好的抗干扰能力,微量氧测量误差范围为 0.2%,微量氧测量误差范围为当前示值 0.7%;AVG 接近输入标准气源且 MAE 和 SD 的值较小突出了系统的抗干扰能力,较低的 RMSE 突出说明 MAPSO-BP 网络具有较好的鲁棒性。

#### 5.4 与现有误差补偿模型对比实验

实验结果表明:基于 MAPSO-BP 误差补偿模型具有更好的测量精度、抗干扰能力和测量稳定性。为了验证基于 MAPSO-BP 多参数测量误差补偿模型的有效性,本文

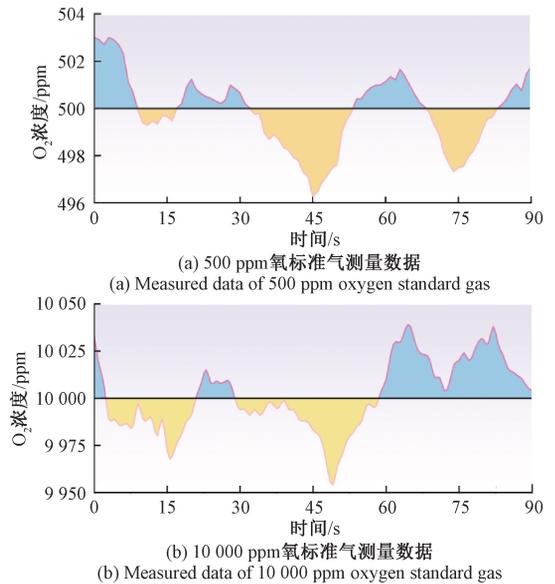


图 13 连续 90 s 微量氧抗干扰能力测量结果  
Fig. 13 Measurement results of anti-interference ability of trace oxygen for 90 seconds

表 3 抗干扰能力测试误差统计分析

Table 3 Error statistical analysis of anti-interference ability test

测试项目	标准输入气源	AVG	SD	RMSE	MAE
抗干扰能力测试	$500 \times 10^{-6}$ 标准气浓度测量	$499.7 \times 10^{-6}$	1.149	1.556	1.221
	$10\ 000 \times 10^{-6}$ 标准气浓度测量	$10\ 001.4 \times 10^{-6}$	19.11	19.02	15.944
	95.000%标准气浓度测量	94.981%	0.113	0.112	0.096 4
	97.000%标准气浓度测量	97.032%	0.103	0.107	0.093 7
	99.999%标准气浓度测量	99.924%	0.0431	0.105	0.101 2

与当前主要氧化锆传感器的误差补偿方法进行了对比。主要方法包括:

1) 基于内置热电偶的控制补偿法为当前市场大多数氧化锆传感器的通用方法<sup>[14]</sup>,通过增加热电阻使氧化锆传感器维持在一个相对稳定的温度区间。

2) 基于能斯特方程与自适应滤波的误差补偿法:通过软件实现自适应滤波算法,构建温度、压力与能斯特方程参数关系模型来实现误差补偿<sup>[15]</sup>。

3) 基于多项式回归方程的误差补偿法:通过输入气体的温度、压力和流量等自变量,与气体浓度之间非线性关系建模进行误差补偿<sup>[16]</sup>。

采用均 RMSE 和 MAE 两种指标定量评估上述方法精度。保持与抗干扰能力测试实验相同条件,连续 90 秒通入不同氧浓度标准气进行测量。图 14 为 99.999%和 97%氧标准气的测量误差,图 15 为  $500 \times 10^{-6}$  氧标准气的测量误差。

实验结果表明:基于 MAPSO-BP 网络误差补偿模型

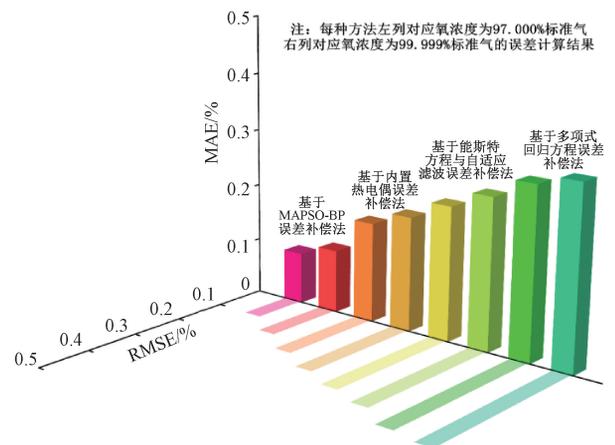


图 14 高量氧测量对比结果  
Fig. 14 Comparison results of high-oxygen measurement

表现出更低的 MAE 和 RMSE,有较好的鲁棒性,突出了其动态参数自适应调整和实时适应能力。

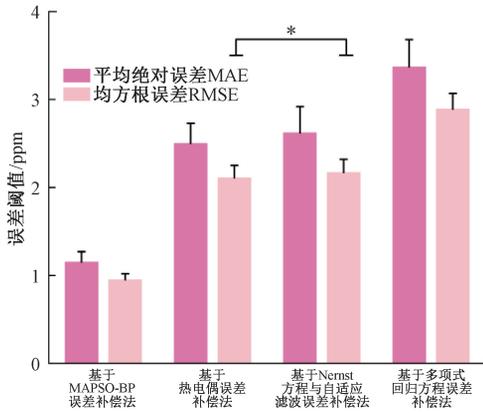


图 15 微量氧测量对比结果

Fig. 15 Comparison results of trace oxygen measurement

## 6 结 论

本文设计了基于 MAPSO-BP 网络误差补偿模型的气体检测系统,通过多参数融合补偿与轻量化算法优化,解决传统传感器在动态环境下的性能衰减问题。基于 Qt 开发的嵌入式软件进行人机交互,增强仪器智能化水平。通过系统稳定性测试实验、抗干扰能力测试实验和与现有误差补偿模型对比实验,结果表明,本文所设计的气体检测系统有效克服外部环境因素对传感器测量误差的影响,实现了氧气浓度的高精度测量。在后续的研究中,将基于样机在实际应用中的数据对所提出的误差补偿模型作进一步改进,并尝试在软件上开发信号预处理模块,采取多样滤波方式降低信噪比,拓展其在复杂环境、多气体检测场景的应用,持续提升气体检测的准确性与稳定性。

## 参考文献

- [1] 朱恒,李荣冰,何梓君,等.基于 PSO-BP 的嵌入式大气数据系统算法研究[J].电子测量技术,2024,47(22):67-75.  
ZHU H, LI R B, HE Z J, et al. Research on the algorithm of embedded atmospheric data system based on PSO-BP[J]. Electronic Measurement Technology, 2024, 47(22): 67-75.
- [2] 陈淳,贺玲.航空发动机试验器数据监测分析功能设计[J].中国仪器仪表,2024,(6):57-60.  
CHEN CH, HE L. Design of data monitoring and analysis function for aero-engine test instrument[J]. China Instrument & Meter, 2024, (6): 57-60.
- [3] WITTEBOL W, WANG H, HORNIKX M, et al. A hybrid room acoustic modeling approach combining image source, acoustic diffusion equation, and time-domain discontinuous Galerkin methods[J]. Applied Acoustics, 2024, 223:110068.
- [4] CHEN J, LIU J, MA X, et al. Fast Two-dimensional positioning method of crab pulsar based on multiple optimization algorithms[J]. Research in Astronomy and Astrophysics, 2024, 24(10): 105005.
- [5] 何净宽,魏雪义.基于改进麻雀算法优化电源的 BPPID 控

制策略[J].电子测量技术,2024,47(24):39-48.

HE J K, WEI X Y. BPPID control strategy for power supply optimization based on improved sparrow algorithm[J]. Electronic Measurement Technology, 2024, 47(24):39-48.

- [6] 桑文镜,袁三一,丁智强,等.基于数据与模型联合驱动的波阻抗反演方法[J].地球物理学报,2024,67(2):696-710.  
SANG W J, YUAN S Y, DING ZH Q, et al. Wave impedance inversion method based on the combined drive of data and model [J]. Chinese Journal of Geophysics, 2024, 67(2): 696-710.
- [7] 于佑飞.基于 Qt 及 Lua 的工控通用调试软件的设计[J].工业控制计算机,2024,37(9):28-29,114.  
YU Y F. Design of General debugging software for Industrial control based on Qt and Lua[J]. Industrial Control Computer, 2024, 37(9): 28-29,114.
- [8] ZHANG X, KOHLER H, SCHWOTZER M, et al. Mixed-potential gas sensor with PtAu-8YSZ sensing electrode; Electric potential difference measurements at isothermal and thermo-cyclic operation[J]. Sensors and Actuators B: Chemical, 2015, 217: 107-112.
- [9] 孟现聪.基于稳定氧化锆固体电解质的混成电位型气体传感器研究[D].青岛:青岛科技大学,2024.  
MENG X C. Research on hybrid potential-type gas sensors based on stable Zirconia Solid Electrolyte[D]. Qingdao: Qingdao University of Science and Technology, 2024.
- [10] AVALOS O. GSA for machine learning problems: A comprehensive overview [J]. Applied Mathematical Modelling, 2021, 92: 261-280.
- [11] GAO SH B. Automatic detection and monitoring system of pantograph-catenary in China's high-speed railways[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2021, 70(3): 1-12.
- [12] 李鹏.基于改进 PSO-BP 算法的机器人目标位姿识别方法[J].国外电子测量技术,2023,42(1):7-12.  
LI P. Based on improved PSO-BP algorithm of robot pose target recognition method [J]. Foreign Electronic Measurement Technology, 2023, 42(1): 7-12.
- [13] WANG T, YAO SH D, ZHU SH Q. Energy-saving trajectory optimization of a fluidic soft robotic arm[J]. Smart Materials and Structures, 2022, 31(11): 115011.
- [14] VUCIJAK N M, SARANOVAC L V. A simple algorithm for the estimation of phase difference between two sinusoidal voltages [J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2010, 59(12): 3152-3158.
- [15] KADHEM O F, JAMEL T M, HASAN F K. An overview for channel equalization techniques in filter bank [C]. Second International Conference on Advanced Computer Applications, IEEE, 2023:7-12.
- [16] TOWLIAT M, GUO Z, CIMINI L J, et al. Joint equalization and self-interference cancellation for underwater acoustic in-band full-duplex communication [J]. IEEE Journal of Oceanic Engineering, 2024,1:1-11.

## 作者简介

张一脉(通信作者),硕士研究生,主要研究方向为智能仪器。

E-mail:a1362621442@163.com